

実測値に基づいた地盤沈下予測手法の予測精度の検討

Examination of accuracy for predicting ground settlement based on records

加藤凱*, ○中村哉仁**, 金山素平**

Kato G.*, Nakamura K.** , Kanayama M.**

1. はじめに

軟弱地盤上に築造される盛土構造物の沈下は古くから地盤工学上の重要な問題であり、数多くの研究者によって幅広く研究されてきた。軟弱地盤は、その高い圧縮性と低い透水性のため、築造後も長期間にわたって沈下が継続する。堤防を建設・管理・維持することは人々の様々な活動を保証する意味において重要であることから、堤防築造後の観測データを利用しその動態を精度良く予測することが必要となる。本研究では、現在までに提案されている沈下予測手法をいくつか使用し、オランダ国内の Bloemendalerpolder にて測定されたデータを用いて盛土地盤沈下の予測を行い、その予測精度について比較と検討を行った。

2. 現地の盛土地盤沈下状況と実測値を利用した沈下予測手法

沈下予測を行った沈下データはオランダ、アムステルダム近郊の Bloemendalerpolder にて測定されたものを使用した。試験盛土完成後の2011年2月17日から2012年1月10日までの327日のデータについて検討を行っている。予測に用いるデータの範囲が予測結果に及ぼす影響を検討するために、実測沈下量の最終値 S_f に対する各実測値 S_i の沈下量の比を沈下量比 $R (=S_i/S_f \times 100)$ と定義し、Case (a) $R=35\%$, (b) 50% , (c) 60% , (d) 70% , (e) 75% , (f) 80% のデータを用いてそれぞれ沈下予測を行った。

本研究において使用した沈下予測手法は、双曲線法、浅岡法およびニューラルネットワークモデルを利用した方法(ANN法)の3つである。双曲線法は、盛土の沈下曲線が時間とともに双曲線的に減少するという経験に基づいて導かれた代表的な方法として知られ、国内外で多用されている。簡便で

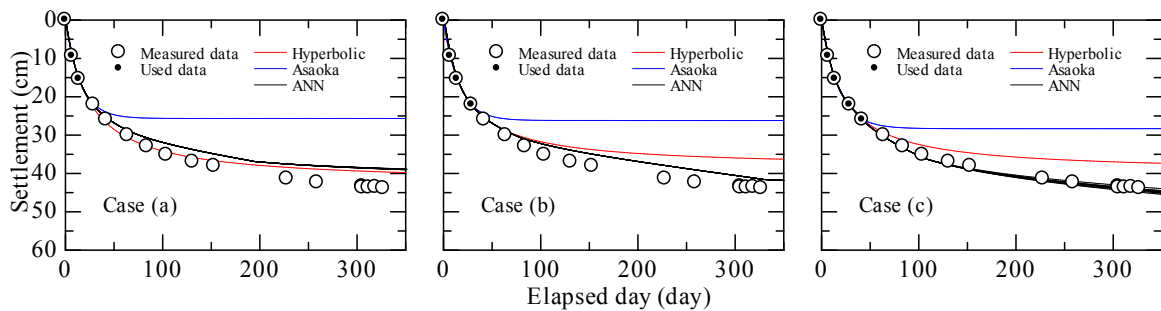


Fig.1 Prediction results by each method Case(a), (b), (c)

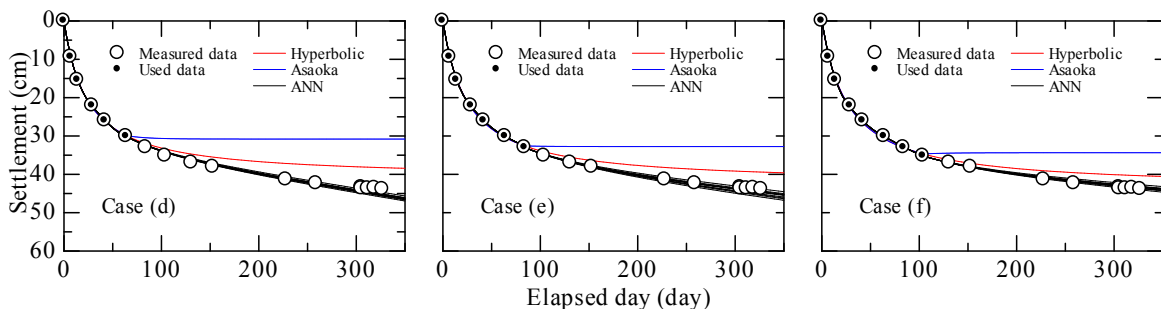


Fig.2 Prediction results by each method Case(d), (e), (f)

*八戸市役所, **岩手大学農学部

*Hachinohe City Office, ** Faculty of agriculture, Iwate University

キーワード：盛土構造物, 動態観測, 沈下予測, ニューラルネットワーク, 変動係数

Table 1 Prediction accuracy of hyperbolic, Asaoka and ANN methods

Case	Hyperbolic method			Asaoka method			ANN method		
	Number of Predicted Data	Total Average Prediction Ratio	CV of Average Prediction Ratio	Number of Predicted Data	Total Average Prediction Ratio	CV of Average Prediction Ratio	Number of Predicted Data	Total Average Prediction Ratio	CV of Average Prediction Ratio
(a)	14	0.95	5.4%	14	0.70	19.3%	140	0.92	4.1%
(b)	13	0.88	6.3%	13	0.69	16.3%	130	0.94	1.9%
(c)	12	0.89	5.1%	12	0.72	12.8%	120	1.01	0.9%
(d)	11	0.90	4.0%	11	0.77	10.3%	110	1.00	2.4%
(e)	10	0.92	3.1%	10	0.80	8.4%	100	1.01	1.5%
(f)	9	0.94	2.5%	9	0.82	6.8%	90	0.99	0.9%

かつ高い予測精度を有することは既往の研究より明らかであるが、その精度を発揮するには十分な沈下データを必要とし、予測結果は初期値の設定に大きく依存する。浅岡法は、観測値の平滑化と欠測値の内挿を施した等間隔データに対して、前沈下量と現沈下量の直線関係式 ($Y=AX+B$, A:勾配, B:切片) を求め、 $Y=X$ の直線と交わる点の座標値 ($B/(1-A)$) を最終沈下量と定める方法である。浅岡法の沈下予測精度は、圧密度 60%以上の沈下データに対して、双曲線法とほぼ同等であり、高い予測精度を有することが報告されている。ANN 法については、Kanayama et al.が構築したニューラルネットワークモデルによる沈下予測手法を使用した。その入出力関係について、経過時間 t_i (入力値, t_1, t_2, \dots, t_i) とその沈下量 S_i (入力値 S_1, S_2, \dots, S_i) から沈下速度 v_i ($= (S_i - S_{i-1}) / (t_i - t_{i-1})$, 出力値, v_1, v_2, \dots, v_i) を学習する方法を使用した。また、予測値の変動係数 CV に基づく規準を設け、CV が 1.0%未満であれば学習データとして再学習することとした。最終的に、全ての予測値の規準パラメータが該当する規準を満たしたとき、予測値の計算を終了とした。

3. 予測結果と考察

Fig.1, 2 は、盛土築造後の観測データ Case(a)-(f)を使用して予測を行った結果であり、Table 1 はその予測精度をまとめた表である。双曲線法においては、Case (a)において平均予測率 (APR) が 0.95, その変動係数 (CV) が 5.4%であったことから、予測精度が高いことが推察される。しかしながら、Case (a)の結果と比較して、Case (b)の APR が減少, CV はやや増加したことから、Case (a)の結果については偶然の可能性があると考えられる。その後予測に使用するデータ数が増加するにともない、APR は増加, CV は減少を示したことから、予測精度が向上することが分かる。浅岡法においては、使用したデータの近傍の実測値と良い一致を示したが、それ以降の実測値と比較して予測値は過小評価する傾向にある。この原因として、一つは本研究において内挿を施した等時間間隔を 1 日としたことである。二つ目は、前沈下量を独立変数, 現沈下量を従属変数とした場合、比較的初期の沈下データと後期の沈下データの間には直線関係が成り立たないためである。最適な等時間間隔を決定することによって予測精度の向上が期待される。ANN 法については、Case (a)の時点から予測値が実測値とほぼ同じ値を示し、APR は 1 に近く、CV が最も小さい値を示した。この方法は沈下速度の収束に着目し、そのパターンを認識させ、規準を満たした予測値を再学習させる方法である。沈下予測結果から判断すれば、任意の沈下速度に収束するという規則性と明確な再学習規準に基づいた予測手法が有効であることが分かる。

4. まとめ

本研究では、双曲線法、浅岡法、ANN 法を使用し盛土地盤沈下の予測を行い、その予測精度について比較と検討を行った。ANN 法、双曲線法ともに高い予測精度を有し、中でも ANN 法は平均予測率が 0.92~1.01, その変動係数が 0.9~4.1%であったことから、3 つの予測手法の中で最も高い予測精度を示した。浅岡法については、実測値と比較して予測値は過小評価する傾向にあった。

参考文献 Kanayama, M., Rohe, A. and van Paassen, L. A. (2014): Using and Improving Neural Network Models for Ground Settlement Prediction. *Geotech Geol Eng* 32: 687-697. Tan, S. A. and Chew, S. H. (1996): Comparison of the hyperbolic and Asaoka observational method of monitoring consolidation with vertical drains, *Soils and Foundations*, 36(3), 31-42.